
Estimation paramétrique pour le diagnostic des processus

Application à la bobine à noyau de fer

Smaïl Bachir* — **Imène Ben Ameer Bazine*,**** — **Thierry Poinot***
— **Khaled Jelassi**** — **Jean-Claude Trigeassou***

* *Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle (LAI - ESIP)*
40, Avenue du Recteur Pineau, 86022 Poitiers Cedex, France
thierry.poinot@univ-poitiers.fr

** *Laboratoire des Systèmes Electriques (LSE - ENIT)*
BP N°37, Le Belvédère, 1002 Tunis, Tunisie
imene.bazine@gmail.com

RESUME. Le travail présenté dans cet article concerne la mise en œuvre d'une méthodologie de diagnostic des procédés industriels basée sur l'estimation paramétrique. Cette technique s'appuie sur une modélisation de la signature de défaut en associant au mode commun (modèle sain) un mode différentiel (modèle de défaut) qui traduit le dysfonctionnement. L'identification des paramètres du modèle commun indique donc l'état dynamique du système, tandis que le suivi d'évolution des paramètres du mode différentiel permet la détection et la localisation du déséquilibre. Notre méthodologie a été validée expérimentalement sur une bobine à noyau de fer dédiée au diagnostic des défauts de type réduction et court-circuit de spires.

ABSTRACT. The work presented in this article is focussed on design and development of diagnosis procedure of engineering process by parameter estimation. This approach is based on introduction of differential mode (faulty model) in common mode (healthy model) to explain the faults. The corresponding diagnosis procedure based on parameter estimation of the global faulty model is proposed. A special core reel has been designed and constructed in order to simulate true faulty experiments. Experimental test results show good agreement and demonstrate the possibility of detection and localization of previous failures.

MOTS-CLÉS : Diagnostic, identification paramétrique, erreur de sortie, information a priori, modélisation, bobine à noyau de fer

KEYWORDS: Diagnosis, parameter estimation, output error, prior information, core reel

1. Introduction

Les performances des équipements industriels ont considérablement augmenté ces deux dernières décennies. Le gain en productivité et en qualité de production s'est naturellement accompagné d'un accroissement de la complexité des installations, ce qui requiert des calculateurs très performants afin d'assurer les différentes tâches de commande et de traitement de données. Cependant, ces performances se retrouvent dégradées lorsque les informations traitées sont erronées, ce qui est dû essentiellement aux pannes de capteurs ou d'actionneurs, voire même du procédé en question. D'où la nécessité de développer des outils et des méthodes pour la conception de systèmes de surveillance performants.

Un tel système de surveillance doit permettre de valider les données utilisées par les algorithmes de commande mais aussi de fournir des informations sur le fonctionnement de l'unité aux opérateurs qui l'exploitent. Il doit être capable de provoquer dans les cas graves un arrêt de l'unité ou de permettre au système de production de continuer de fonctionner en mode dégradé en cas de problème ne nécessitant pas un arrêt immédiat. Tout cela en évitant bien sûr des erreurs de type fausses alarmes qui provoquent des arrêts inutiles des installations. Les tâches de détection et de localisation des défaillances trouvent ainsi tout naturellement leur place dans un tel système de surveillance.

Les méthodes de diagnostic de défaillances et de dégradation sont très variées. Outre les procédés pour lesquels la relation de cause à effet est immédiatement déductible, la plupart des systèmes nécessitent la mise en œuvre des méthodes plus ou moins sophistiquées faisant appel à une connaissance plus ou moins détaillée du processus. Les méthodes de diagnostic se divisent en deux grandes familles. La première concerne les méthodes dites externes (Zwingelstein, 1995) qui font appel à l'expertise humaine et aux retours fournis par l'expérience. On y retrouve les méthodes basées sur l'intelligence artificielle et les approches probabilistes. La seconde famille concerne les méthodes dites internes (Zwingelstein, 1995; Ragot *et al.*, 1990) qui sont basées sur des modèles de comportement ou des modèles de connaissance. Ces méthodes reposent sur l'utilisation de modèles du processus à surveiller incluant ou non l'influence des défauts et des perturbations sur l'état de la sortie. La sortie du modèle est comparée aux données accessibles pour former un résidu exploité pour alimenter un mécanisme dédié à la détection des défauts (Staroswiecki *et al.*, 1986; Ragot *et al.*, 1990; Iserman *et al.*, 1997). Selon ce mécanisme de diagnostic, on peut distinguer :

- la surveillance par les observateurs,
- la surveillance par redondance analytique (espace de parité),
- la surveillance par estimation paramétrique.

Alors que les deux premières catégories sont bien adaptées au diagnostic de défauts de capteurs et d'actionneurs, la troisième catégorie est *a priori* mieux adaptée au diagnostic des défauts internes du procédé. L'idée directrice de la surveillance par estimation paramétrique est qu'un défaut interne doit se traduire par une modification des

paramètres du système. De nombreuses techniques ont été développées à partir de modèles de type boîte noire à représentation discrète (Simani *et al.*, 2003) en association avec le concept de rupture de modèle pour détecter l'apparition d'un défaut. Une autre approche consiste à utiliser des modèles de type boîte grise à représentation continue (Iserman *et al.*, 1997) pour détecter et localiser un défaut à partir de la surveillance de paramètres physiques. C'est cette dernière famille de techniques qui a retenu plus particulièrement notre attention. Remarquons cependant que la surveillance par estimation paramétrique se heurte à deux écueils principaux : la nécessité d'une excitation persistante (Ljung, 1987), difficilement compatible avec des objectifs de régulation, et le besoin de distinguer une variation paramétrique due à l'apparition d'un défaut de la variation causée par une modification du point de fonctionnement du système.

L'application de l'estimation paramétrique de modèles de type boîte grise, dans le cadre du diagnostic, a connu un important essor ces dernières années (Zolghadri *et al.*, 1993; Durieu *et al.*, 1999; Moreau, 1999; Schaeffer, 1999). Ainsi, la mise au point d'algorithmes dédiés à l'estimation réaliste (Moreau, 1999; Trigeassou *et al.*, 2003; Trigeassou *et al.*, 2001) des paramètres physiques, en tenant compte de la connaissance *a priori*, a permis une avancée prometteuse du diagnostic par identification paramétrique. Lorsque cette connaissance initiale est sûre et précise, elle peut s'avérer utile pour améliorer la convergence de l'algorithme et le robustifier vis-à-vis des optimums secondaires.

L'hypothèse fondamentale pour la surveillance d'un système par suivi paramétrique est qu'un défaut se traduit par la variation d'un (ou plusieurs) paramètre(s) caractéristique(s) du système, constituant ainsi la signature de ce défaut. Intuitivement, diagnostiquer un défaut revient donc à réaliser une estimation des paramètres d'un modèle de fonctionnement normal et la simple variation paramétrique (Moreau, 1999; Durieu *et al.*, 1999) est une indication de la présence d'un défaut. Le suivi de l'évolution de ses paramètres caractéristiques est donc un excellent moyen pour réaliser sa surveillance.

En fait, ce postulat peut facilement être mis en défaut par le fait que cette méthodologie de base n'est pas capable de distinguer une variation paramétrique normale (due à un changement dans l'état de la machine) de celle correspondant à un défaut d'apparition aléatoire. Il est évident qu'un défaut a tendance à modifier le modèle normal, allant dans certains cas jusqu'à modifier sa structure, mais presque toujours en introduisant une erreur de modélisation. D'après (Moreau, 1999; Schaeffer, 1999), il paraît clair que l'utilisation de modèles simplifiés s'avère inadaptée dans le cadre du diagnostic. D'où l'intérêt d'introduire des modes dans le modèle de fonctionnement normal, sensibles uniquement au défaut.

C'est dans ce contexte qu'il est possible d'apprécier l'apport de l'information *a priori* des paramètres physiques sur la qualité de la surveillance. Nous allons donc proposer une méthodologie toujours basée sur l'estimation paramétrique, mais en conjuguant deux particularités :

- un modèle général du système incluant un modèle de fonctionnement sain (ou nominal) et un modèle de défaut (spécifique de chaque défaut envisagé),
- une technique d'estimation paramétrique avec information *a priori* correspondant à l'expertise (ou connaissance) de l'utilisateur sur le fonctionnement sain de son système.

Une étude expérimentale en vue de la surveillance de la bobine à noyau de fer, structure de base des machines électriques, a permis la validation de cette approche. Cette bobine a été spécialement conçue pour reproduire des défauts de type réduction et court-circuit de spires de différentes importances.

2. Outils paramétriques dédiés à la surveillance des procédés industriels

2.1. Algorithme d'identification du type erreur de sortie

Ces algorithmes sont connus sous l'appellation générique de méthode du modèle (Richalet *et al.*, 1971). Ils se caractérisent fondamentalement par la simulation de la sortie à partir de la seule connaissance de l'excitation et du modèle. Grâce à cette procédure, la sortie simulée est indépendante de la perturbation affectant le système, s'il n'y a pas de bouclage (Landau *et al.*, 1997; Grospeud, 2000); en conséquence, les résidus sont l'image de cette perturbation, d'où l'appellation d'erreur de sortie et d'intéressantes propriétés de convergence. Par contre, cette simulation complique le problème de minimisation du critère qui nécessite l'utilisation des techniques d'optimisation non linéaire. La méthodologie générale mise en œuvre, aussi appelée méthode du modèle, peut être symbolisée par la figure 1.

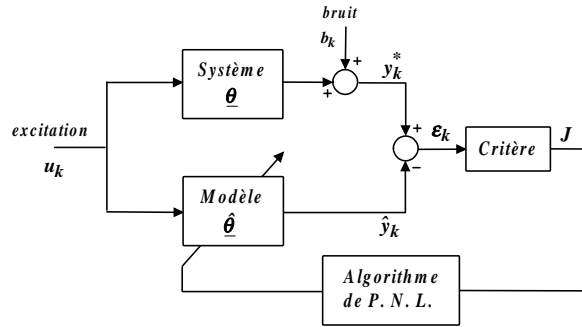


Figure 1. Principe des méthodes à erreur de sortie

Considérons un système décrit par le modèle d'état général d'ordre n décrivant la réponse $y(t)$ à l'excitation $u(t)$, dépendant du vecteur paramètres $\underline{\theta}$:

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = \underline{g}(\underline{x}, \underline{\theta}, u) \\ y = f(\underline{x}, \underline{\theta}, u) \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \dim(\underline{x}) = n \\ \dim(\underline{\theta}) = N \end{cases} \quad [1]$$

où $y(t)$ et $u(t)$ sont considérés monodimensionnels uniquement pour simplifier la présentation. On remarquera qu'aucune hypothèse de linéarité n'est nécessaire : g et f sont des lois issues d'un raisonnement physique, qui en général ne sont pas linéaires. On fera cependant l'hypothèse que le système est identifiable (Walter *et al.*, 1997).

Considérons par ailleurs un ensemble de K données expérimentales $\{u_k, y_k^*\}$, acquises avec la période d'échantillonnage T_e telle que $t = k T_e$; le problème de l'identification est alors d'estimer le modèle qui explique au mieux ces données, donc de déterminer la valeur des paramètres du vecteur $\underline{\theta}$.

Soit $\hat{\underline{\theta}}$ une estimation de $\underline{\theta}$. Alors grâce à $u(t)$, connue aux instants d'échantillonnage u_k , on obtient une simulation \hat{y}_k de la sortie, soit :

$$\begin{cases} \hat{x} = g(\hat{x}, \hat{\underline{\theta}}, u) \\ \hat{y} = f(\hat{x}, \hat{\underline{\theta}}, u) \end{cases} \quad [2]$$

On définit alors l'erreur de prédiction (résidu) notée ε_k entre la sortie réelle y_k^* et la sortie simulée \hat{y}_k :

$$\varepsilon_k = y_k^* - \hat{y}(u_k, \hat{\underline{\theta}}) \quad [3]$$

avec

- $y_k^* = y_k + b_k$: mesure de la sortie y_k , perturbée par un bruit,
- y_k : valeur exacte de la sortie,
- b_k : perturbation aléatoire,
- ε_k : résidu.

La valeur optimale de $\underline{\theta}$ est obtenue par minimisation du critère quadratique suivant :

$$J = \sum_{k=1}^K \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^K \left(y_k^* - \hat{y}_k(u_k, \hat{\underline{\theta}}) \right)^2 \quad [4]$$

2.2. Estimation paramétrique avec information a priori

Les méthodes à erreur de sortie reposent sur la définition d'un modèle paramétrique, fonction d'un certain nombre de paramètres auxquels on peut attribuer une signification plus ou moins physique, que l'on compare au processus. Pour converger, ces algorithmes nécessitent :

- une entrée persistante afin d'exciter toutes les dynamiques du système,
- une bonne initialisation pour accélérer la convergence.

Cependant on pourrait croire que l'on utilise une bonne initialisation comme information *a priori* pour accélérer la convergence auprès de l'optimum principal : en fait, l'algorithme d'optimisation ne conserve aucune trace de cette information initiale ! Au mieux, on évite de converger vers des optimums secondaires. De plus, et malgré toute les précautions numériques, ces algorithmes peuvent dans certaines situations fournir des estimations aberrantes (Almiah, 1995; Jemni, 1997). Il faut chercher la cause de ces anomalies dans le mécanisme d'optimisation : en effet, celui-ci cherche le jeu de paramètres qui permet au modèle retenu d'approcher au mieux les données, sans contrainte physique. Il s'agit fondamentalement d'un problème de sensibilisation paramétrique : bien que théoriquement identifiables, les paramètres concernés sont quasiment non identifiables et on peut constater des phénomènes de compensation. Le réflexe traditionnel devant un tel problème est de proposer d'enrichir l'excitation (Ljung, 1987; Kabbaj, 1997) toutefois, dans de nombreuses situations, cette excitation optimale peut s'avérer irréaliste en pratique (voire dangereuse pour le procédé) ou tout simplement violer les conditions de validité du modèle !

Une solution proposée consiste à introduire explicitement la connaissance physique afin qu'elle se substitue pour partie à l'excitation insuffisante ou qu'elle contribue à enrichir l'excitation.

2.2.1. Introduction de l'information a priori

La modélisation des systèmes sous forme continue permet de se référer à des paramètres possédant une interprétation physique. De ce fait, l'utilisateur possède en général un ordre de grandeur du vecteur des paramètres accessible par une expérimentation élémentaire. Il est donc judicieux d'introduire cette connaissance *a priori* pour mieux sensibiliser l'identification et obtenir ainsi une estimation réaliste des paramètres.

Pour cela, il est nécessaire d'adjoindre cette information *a priori* de manière explicite dans le critère quadratique (Moreau, 1999; Trigeassou *et al.*, 2003), en adaptant les pondérations entre information expérimentale et connaissance *a priori*. On définit donc un critère composite prenant en compte une connaissance initiale $\underline{\theta}_0$ (pondérée par sa matrice de covariance) et le critère J (pondéré par la variance de la perturbation de sortie) :

$$J_C = \underbrace{\left(\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_0\right)^T M_0^{-1} \left(\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_0\right)}_{J_0} + \underbrace{\frac{1}{\sigma_b^2} \sum_{k=1}^K \left(y_k^* - \hat{y}_k(\hat{\underline{\theta}}, u)\right)^2}_{J^*} \quad [5]$$

où :

- $\underline{\theta}_0$: connaissance *a priori* de $\underline{\theta}$,
- M_0 : matrice de covariance de $\underline{\theta}_0$,
- σ_b^2 : variance de la perturbation de sortie.

Le terme quadratique J^* représente le critère conventionnel, porteur de l'information expérimentale. Par contre, J_0 est un deuxième critère quadratique qui introduit

une contrainte « élastique » dans la minimisation du critère global J_C . En effet, il interdit à $\hat{\underline{\theta}}$ de trop s'éloigner de $\underline{\theta}_0$, avec une « force de rappel » dépendant de $\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_0$.

2.2.2. Algorithme d'optimisation non linéaire

Comme la sortie n'est pas linéaire en $\hat{\underline{\theta}}$, la minimisation de ce critère s'effectue par une méthode de Programmation Non Linéaire (PNL) (Richalet *et al.*, 1971). Ainsi, la valeur optimale du vecteur paramètre notée $\underline{\theta}_{opt}$ est obtenue par un algorithme d'optimisation itératif (Himmelblau, 1972). L'algorithme de Marquardt (Marquardt, 1963) offre un bon compromis entre robustesse et rapidité de convergence. Les paramètres à estimer sont réactualisés de la manière suivante :

$$\hat{\underline{\theta}}_{i+1} = \hat{\underline{\theta}}_i - \{[J''_{\underline{\theta}\underline{\theta}} + \lambda I]^{-1} \cdot J'_{\underline{\theta}}\}_{\hat{\underline{\theta}}=\hat{\underline{\theta}}_i} \quad [6]$$

Les algorithmes d'erreur de sortie diffèrent surtout par la façon de gérer l'optimisation. Pour notre part, nous avons opté pour le calcul du gradient par les fonctions de sensibilité paramétrique. On prend donc :

- $J'_{C_{\underline{\theta}}} = 2 \left[M_0^{-1} (\hat{\underline{\theta}} - \underline{\theta}_0) - \frac{1}{\sigma_b^2} \sum_{k=1}^K \varepsilon_k \underline{\sigma}_k \right]$: gradient du critère,
- $J''_{C_{\theta\theta}} \approx 2 \left[M_0^{-1} + \frac{1}{\sigma_b^2} \sum_{k=1}^K \underline{\sigma}_k \underline{\sigma}_k^T \right]$: pseudo-hessien du critère,
- λ : paramètre de réglage,
- $\underline{\sigma}_{k,\underline{\theta}_i} = \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \underline{\theta}_i}$: fonction de sensibilité paramétrique.

2.2.3. Calcul des fonctions de sensibilités

Les fonctions de sensibilité $\underline{\sigma}_{k,\underline{\theta}}$ constituent le point névralgique de toute la procédure d'identification (Richalet *et al.*, 1971; Trigeassou, 1988). Ce sont les indicateurs essentiels du conditionnement de l'identification car elles traduisent l'effet d'une variation d'un paramètre sur la sortie du système. Leur rôle est localement analogue au vecteur régresseur dans le cas linéaire par rapport aux paramètres (Ljung, 1987). Par conséquent, l'identification devient très sensible au calcul de ces coefficients.

Pour un système régi par la relation [1], il convient de définir deux sortes de fonctions de sensibilité :

- $\underline{\sigma}_{y,\underline{\theta}} = \frac{\partial y}{\partial \underline{\theta}}$: vecteur des fonctions de sensibilité de dimension $(N \times 1)$ calculées par rapport à la sortie et directement utilisé par l'algorithme de programmation non linéaire,
- $\underline{\sigma}_{x,\underline{\theta}} = \frac{\partial x}{\partial \underline{\theta}}$: matrice des fonctions de sensibilité de dimension $(n \times N)$ calculées par rapport à l'état telle que :

$$\underline{\sigma}_{x,\underline{\theta}} = \begin{bmatrix} \underline{\sigma}_{x,\theta_1} & \cdots & \underline{\sigma}_{x,\theta_i} & \cdots & \underline{\sigma}_{x,\theta_N} \end{bmatrix} \quad [7]$$

Pour chaque paramètre θ_i , on détermine σ_{x_n, θ_i} à partir de l'équation $\dot{\underline{x}} = g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)$ par intégration du système différentiel suivant :

$$\frac{\partial \dot{\underline{x}}}{\partial \theta_i} = \dot{\underline{\sigma}}_{x, \theta_i} = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \frac{\partial \underline{x}}{\partial \theta_i} + \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad [8]$$

Alors, σ_{x_n, θ_i} est solution du système différentiel non linéaire :

$$\dot{\underline{\sigma}}_{x, \theta_i} = \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \underline{\sigma}_{x, \theta_i} + \frac{\partial g(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad [9]$$

Finalement, on obtient $\partial y / \partial \theta_i$ par dérivation partielle de l'équation [1], soit :

$$\frac{\partial y}{\partial \theta_i} = \left(\frac{\partial f(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \underline{x}} \right)^T \underline{\sigma}_{x, \theta_i} + \frac{\partial f(\underline{x}, \underline{\theta}, u)}{\partial \theta_i} \quad [10]$$

Le raisonnement précédent se particularise à une sous-classe importante de systèmes constituée par les systèmes linéaires dans l'état :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}} = A(\underline{\theta}) \underline{x} + B(\underline{\theta}) u \\ y = C^T(\underline{\theta}) \underline{x} + D(\underline{\theta}) u \end{cases} \quad [11]$$

On obtient alors :

$$\begin{cases} \dot{\underline{\sigma}}_{x, \theta_i} = A(\underline{\theta}) \underline{\sigma}_{x, \theta_i} + \left[\frac{\partial A(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] \underline{x} + \left[\frac{\partial B(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] u \\ \sigma_{y, \theta_i} = C^T(\underline{\theta}) \underline{\sigma}_{x, \theta_i} + \left[\frac{\partial C(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right]^T \underline{x} + \left[\frac{\partial D(\underline{\theta})}{\partial \theta_i} \right] u \end{cases} \quad [12]$$

2.2.4. Mise en œuvre

La mise en œuvre de cette méthodologie suppose la maîtrise de deux types d'informations :

- l'information *a priori* $\{\underline{\theta}_0, M_0\}$: celle-ci peut résulter soit d'une estimation globale précédente, soit d'estimations spécifiques et incomplètes. Dans ce dernier cas, le plus réaliste, la matrice M_0 est au mieux diagonale,

- la variance σ_b^2 de la perturbation : elle joue un rôle essentiel dans la pondération entre J_0 et J : une faible valeur donne trop de poids aux données expérimentales, alors qu'une forte valeur les discrédite au profit de $\underline{\theta}_0$.

2.2.4.1. Choix de l'information *a priori*

Un choix judicieux des paramètres ($\underline{\theta}_0$ et M_0) permet de régulariser le problème du manque d'excitation lorsque la matrice d'information est proche de la singularité, synonyme d'une excitation pauvre.

Lorsqu'on dispose d'une connaissance au préalable, disponible soit par une expérimentation élémentaire ou par des données constructeur, il serait judicieux de construire notre information *a priori* à partir de cette base. Cependant, il est indispensable de prendre quelques précautions quant à l'utilisation de ces données issues généralement d'une expérimentation en régime stationnaire, éventuellement non compatible avec le domaine de validité du modèle choisi. En pratique, il est préférable de construire l'information *a priori* en partie par la connaissance physique et par des estimations préalables. Plusieurs acquisitions de données correspondant à différents modes de fonctionnement sont donc nécessaires. En effet, afin de construire les intervalles d'incertitude, il faut envisager l'ensemble des situations susceptibles de faire varier les paramètres (changement normal dans l'état du procédé). Cette procédure sera détaillée dans l'exemple d'application sur l'estimation de la bobine à noyau de fer.

2.2.4.2. Choix de la variance de la perturbation de sortie

Dans le cas d'une perturbation indépendante et stationnaire, les algorithmes à erreur de sortie fournissent une estimation de la variance σ_b^2 selon la relation (Ljung, 1987) :

$$\hat{\sigma}_b^2 = \frac{J_{opt}}{K - N} \quad [13]$$

où

- J_{opt} est la valeur du critère expérimental J pour $\hat{\theta} = \theta_{opt}$,
- K est le nombre de points de mesure,
- N est le nombre de paramètres.

Il est important de noter que cette valeur ne constitue en aucun cas une information fiable sur la variance du bruit de sortie. En effet, il est rare que la perturbation vérifie les hypothèses simplificatrices précédentes. En général, elle peut être corrélée, mais surtout non stationnaire. Par ailleurs, s'ajoute au terme aléatoire une composante déterministe représentant les erreurs de modélisation. Cependant, cette valeur peut être utilisée comme indicateur de cohérence entre information initiale et connaissance *a priori*. Ainsi, lorsque σ_b^2 , θ_0 et M_0 sont des informations sûres, $\hat{\sigma}_b^2$ permet de tester si l'information expérimentale est compatible avec la connaissance du système : une valeur de $\hat{\sigma}_b^2$ nettement supérieure à σ_b^2 peut correspondre à une non-stationnarité du système se manifestant par une modification de son modèle, et se traduisant dans J_C par une augmentation de l'erreur de modélisation, donc de $\hat{\sigma}_b^2$.

Pour sa part, $\hat{\sigma}_b^2$ peut nécessiter d'être ajusté grâce à une nouvelle passe de l'algorithme d'identification. Concrètement, on part d'une valeur *a priori* représentant approximativement la variance de la perturbation stochastique ; lorsque θ_C est ob-

tenu, on recalcule $\hat{\sigma}_b^2$ grâce à $J(\underline{\theta}_C)$. Si $\hat{\sigma}_b^2$ est très différent de sa valeur initiale, on réitère une nouvelle estimation de $\underline{\theta}_C$ jusqu'à convergence du processus.

3. Diagnostic de défauts par estimation paramétrique

L'apparition d'un défaut dans une installation industrielle a pour effet de perturber son fonctionnement. Par conséquent, ses paramètres caractéristiques sont directement affectés, ce qui se traduit par la variation d'un (ou plusieurs) d'entre eux. Dès lors, le suivi de son évolution paramétrique par un algorithme d'identification, soit hors ligne, soit de manière réursive, permet de détecter toute dérive paramétrique, signe alors de l'apparition d'un dysfonctionnement dans le processus.

En fait, une variation des paramètres d'un processus n'est pas due uniquement à l'apparition d'un défaut. Un changement normal dans l'état du processus ou une variation dans son mode de fonctionnement sont autant de phénomènes susceptibles de faire varier les paramètres du système. Par conséquent, cette méthodologie de base n'est pas capable de distinguer une variation paramétrique normale, éventuellement prévisible, de celle qui correspond à un défaut d'apparition aléatoire. Cela est dû au fait que pour pouvoir estimer des paramètres, il faut d'abord définir un modèle : le premier réflexe est en effet d'utiliser le modèle de fonctionnement normal du système. Or, justement, un défaut a tendance à modifier ce modèle, allant dans certains cas jusqu'à modifier sa structure en introduisant une erreur de modélisation. Il devient donc nécessaire d'affiner la modélisation par l'utilisation de modèles mieux adaptés à la description des défauts. Nous allons donc proposer une méthodologie basée sur :

- l'établissement de modèles réellement représentatifs de la signature du défaut envisagé,
- l'estimation paramétrique avec information *a priori* correspondant à l'expertise de l'utilisateur sur le fonctionnement sain du système.

3.1. Principe de la méthode

On va exposer le principe de la méthode dans le cas des systèmes linéaires (régis par une équation différentielle à coefficients constants) bien que cette méthodologie soit générale d'utilisation.

Soit un système de fonction de transfert nominale $H_n(s)$, où $H_n(s)$ est caractérisée par un vecteur $\underline{\theta}_n$. Lorsqu'un défaut se produit, il apparaît une erreur de modélisation $\Delta H_i(s)$ (caractérisée par un vecteur $\underline{\theta}_i$), signature de ce défaut, telle que le transfert entrée / sortie devient :

$$H(s) = H_n(s) + \Delta H_i(s) \quad [14]$$

Le modèle général de ce système, en situation de défaut, est représenté sur la figure 2. $b(t)$ représente une perturbation, $u(t)$ est l'excitation, $y^*(t)$ est la sortie mesurée.

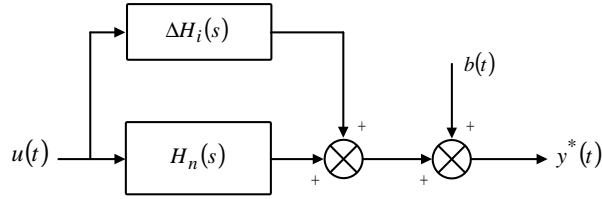


Figure 2. Modèle général du système correspondant au défaut d_i

Le modèle nominal $H_n(s)$ résume l'expertise de l'utilisateur sur le fonctionnement sain de son système, c'est-à-dire la connaissance des paramètres nominaux $\hat{\underline{\theta}}_n$ et de leur variance $Var\{\hat{\underline{\theta}}_n\}$, ainsi que des bruits affectant la sortie, c'est-à-dire de leur variance σ_b^2 . Par ailleurs, le modèle d'erreur $\Delta H_i(s)$ doit constituer une véritable signature du défaut, tant par sa structure que par ses paramètres $\underline{\theta}_i$.

On peut alors considérer le modèle général du système $H(s)$ comme composé d'un terme de « mode commun » (le modèle nominal $H_n(s)$) et d'un terme de « mode différentiel » (le modèle de défaut $\Delta H_i(s)$) sensibilisé uniquement lors de l'apparition du défaut d_i . Par ailleurs, on doit assigner au modèle nominal de prendre en compte des variations paramétriques prévisibles alors que le modèle de défaut doit pour sa part rester insensible à ces mêmes variations.

Enfin, le modèle nominal doit inclure l'expertise de l'utilisateur, c'est-à-dire résumée par $\{\hat{\underline{\theta}}_n, Var\{\hat{\underline{\theta}}_n\}\}$. Cette méthodologie fait donc naturellement appel à l'identification avec information *a priori*. On définit donc un vecteur paramètres étendu :

$$\underline{\theta}_e = \begin{bmatrix} \underline{\theta}_n \\ \underline{\theta}_i \end{bmatrix} \quad [15]$$

et une matrice de covariance étendue :

$$Var\{\underline{\theta}_e\} = \begin{bmatrix} Var\{\underline{\theta}_n\} & 0 \\ 0 & Var\{\underline{\theta}_i\} \end{bmatrix} \quad [16]$$

ce qui permet d'introduire la connaissance *a priori*, uniquement sur $H_n(s)$:

$$\underline{\theta}_{e0} = \begin{bmatrix} \hat{\underline{\theta}}_n \\ 0 \end{bmatrix} \quad [17]$$

et

$$Var \{ \underline{\theta}_{e_0} \} = \begin{bmatrix} \sigma_{\hat{\theta}_{1n}}^2 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & \sigma_{\hat{\theta}_{Nn}}^2 & & & \\ & & & \infty & & \\ & 0 & & & \ddots & \\ & & & & & \infty \end{bmatrix} \quad [18]$$

Remarquons que $Var \{ \hat{\underline{\theta}}_{n_0} \}$ ne prend en compte que les termes diagonaux issus de $Var \{ \hat{\underline{\theta}}_n \}$. En effet, on néglige les termes de covariance entre les paramètres du modèle. Par ailleurs, les termes σ_{jn}^2 , issus du fonctionnement sain, doivent être surévalués afin de tolérer des variations paramétriques prévisibles (par exemple un changement des conditions de fonctionnement).

Par contre, comme on ne sait pas si le défaut va se produire, sa valeur *a priori* θ_i est nulle tandis que sa variance initiale est infinie (ou très grande). Ainsi, l'algorithme de PNL chargé de minimiser le critère :

$$J_C = \left(\hat{\underline{\theta}}_e - \underline{\theta}_{e_0} \right)^T Var \{ \underline{\theta}_{e_0} \}^{-1} \left(\hat{\underline{\theta}}_e - \underline{\theta}_{e_0} \right) + \frac{1}{\sigma_b^2} \sum_{k=1}^K (y_k^* - \hat{y}_k)^2 \quad [19]$$

affectera l'expertise de l'utilisateur au modèle nominal, en tolérant des variations prévisibles (incluses dans σ_{jn}^2), et sera par contre très sensible aux variations $\underline{\theta}_i$ du modèle différentiel, caractéristique du défaut d_i .

3.2. Méthodologie générale de surveillance

Une méthodologie globale de diagnostic doit satisfaire les conditions suivantes :

- éviter des fausses alarmes en confondant un changement prévisible dans l'état du processus avec un défaut,
- détecter un état défectueux du processus en précisant la nature du défaut,
- évaluer et localiser le taux de défaillance avec le plus de précision possible.

Remarquons que ces exigences sont contradictoires, car avantager la précision revient à introduire des contraintes qui engendrent des fausses alarmes et *vice versa*. Il est par contre important de satisfaire globalement l'ensemble de ces exigences.

A travers la technique décrite précédemment, il est possible de prendre intrinsèquement en compte une variation prévisible dans le mode de fonctionnement et un état défectueux du processus. En effet, les paramètres du mode commun étant essentiellement sensibles à l'état du processus et donc à son environnement, leur variation est

fonction d'un changement normal du mode de fonctionnement (élévation de la température par exemple). Par contre, l'apparition d'un défaut sera directement traduite à travers le mode différentiel, à condition qu'il corresponde à ce défaut. L'utilisation de cette technique requiert une palette de modèles dédiés à chaque défaut. Il est donc nécessaire au préalable d'effectuer pour chaque défaut prévisible un travail de modélisation en associant un mode différentiel signature de ce défaut au mode nominal.

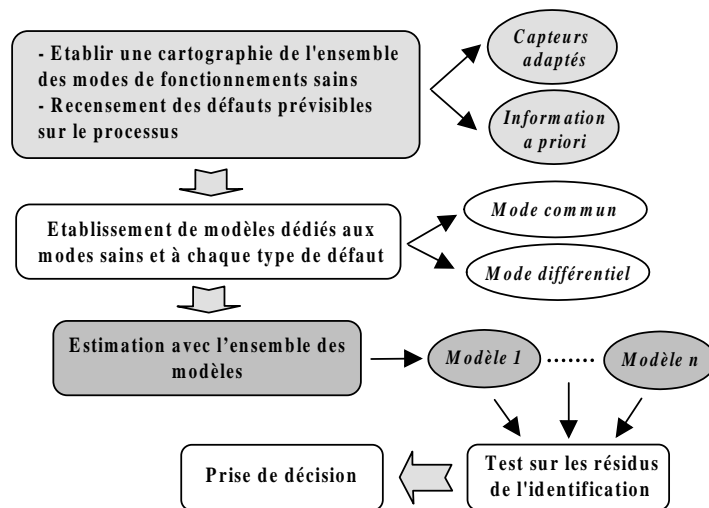


Figure 3. Organigramme de recherche de défauts

La construction de l'information *a priori* sur les paramètres du processus est une étape cruciale pour garantir une estimation non biaisée. Il est donc particulièrement important de soigner cette connaissance qui doit être le fruit d'une expérimentation au préalable en régime sain. Plus cette information est sûre et précise, meilleure est l'identification paramétrique. Par conséquent, il est important de l'adapter selon le mode de fonctionnement du processus. La connaissance de ce dernier à travers une instrumentation appropriée (capteurs) est un outil de plus pour un diagnostic fin et précis.

Finalement, la méthodologie de diagnostic consiste à identifier le processus avec l'ensemble des modèles établis, selon la technique présentée à la section précédente. Afin de discriminer les défauts, il suffit tout simplement d'effectuer un test sur les résidus d'identification. Lorsque le modèle est inapproprié aux données, une importante erreur de modélisation apparaît, augmentant de ce fait la variance du bruit de sortie σ_b^2 . Par contre, lorsque le modèle correspond au défaut, l'estimation de cette variance doit être proche de la valeur nominale.

Cette méthodologie de diagnostic va être testée expérimentalement pour la surveillance de la bobine à noyau de fer.

4. Application à la bobine à noyau de fer

La bobine à noyau de fer constitue indéniablement la structure de base de toutes les machines électriques (transformateurs, machines à courant continu, alternateurs, machines asynchrones, etc.). Il est donc intéressant d'appliquer l'ensemble des acquis en identification paramétrique sur cet exemple d'application.

4.1. Système expérimental

Pour les essais, on considère une bobine de 420 spires dont le circuit magnétique est un noyau en ferrite. L'avantage de la ferrite est que les pertes fer et les courants de Foucault y sont considérablement réduits par rapport à un noyau en fer. L'inconvénient majeur est que le circuit magnétique sature rapidement.

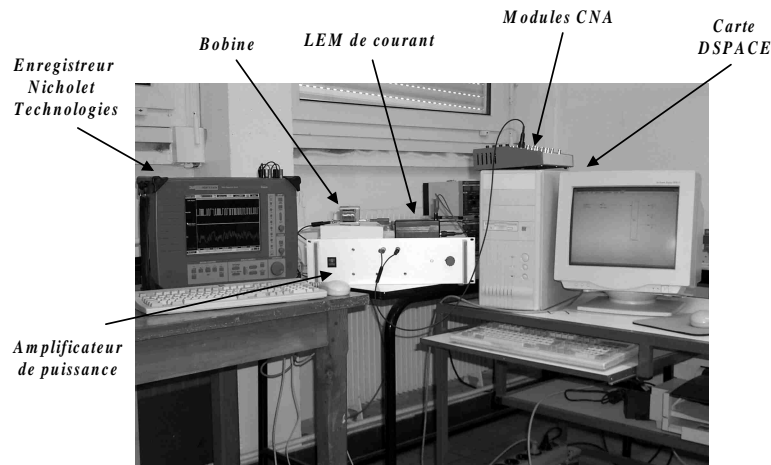


Figure 4. Système expérimental pour la bobine à noyau de fer

Le système d'acquisition est un enregistreur (Vision Nicolet-Technologies) avec 16 voies analogiques, 8 voies numériques. La fréquence d'échantillonnage est de 1 KHz ($T_e = 1\text{ ms}$). Afin d'éviter le recouvrement du spectre et toute distorsion de l'information utile, un filtrage antirepliement est effectué sur la tension et le courant grâce à des filtres numériques de type Bessel du 6^e ordre de fréquence de coupure de 250 Hz . Ces filtres numériques complètent un filtrage analogique à 20 kHz situé devant le convertisseur. De plus, afin d'éliminer la composante continue, les signaux électriques sont filtrés par un filtre passe-haut du 1^{er} ordre de fréquence de coupure de $0,5\text{ Hz}$.

L'excitation est une Séquence Binaire Pseudo-Aléatoire (SBPA) de moyenne nulle et d'amplitude de $\pm 2,5$ volts. Ce signal est délivré par une carte *DSPACE* à une fréquence de 1 *Khz*, et amplifié par la suite grâce à un amplificateur de puissance.

4.2. Construction de l'information a priori pour le diagnostic

La connaissance du fonctionnement sain de la bobine et l'établissement de l'information *a priori* constituent une étape essentielle dans la procédure de surveillance.

4.2.1. Modélisation de la bobine saine

Une bobine à noyau de fer est constituée d'un enroulement et d'un circuit magnétique. Lorsqu'elle est parcourue par un courant alternatif, deux phénomènes secondaires apparaissent et engendrent des pertes d'énergie dans le circuit magnétique. Lorsque ces pertes sont négligeables, la bobine est correctement représentée par un circuit électrique équivalent R, L . Dans le cas où ces pertes ne peuvent être négligées, elles sont regroupées dans un dipôle linéaire unique en parallèle avec l'inductance magnétisante afin de traduire leur proportionnalité au carré de la tension d'alimentation. La figure 5 représente le schéma électrique équivalent de la bobine à noyau de fer.

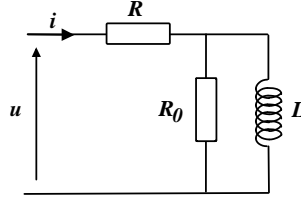


Figure 5. Schéma équivalent de la bobine

A partir des équations électriques de ce circuit, on peut facilement écrire le transfert entre le courant $i(t)$ et la tension $u(t)$ en utilisant la transformée de Laplace :

$$H(s) = \frac{i(s)}{u(s)} = \frac{R_0 + L s}{R R_0 + (R + R_0) L s} \quad [20]$$

NOTE. — Il est important de signaler qu'une telle modélisation est correcte à la condition bien sûr que l'excitation du système reste monofréquentielle. Si la fréquence du signal d'entrée venait à varier, il faudrait reprendre la modélisation des pertes fer. Ces pertes peuvent être modélisés par des modèles réseaux-échelles (Jemni, 1997; Kabaj, 1997). Cependant, c'est sans doute la représentation de ces phénomènes, dits de diffusion, par des modèles d'ordre fractionnaire (Oustaloup, 1995) qui devrait apporter une solution satisfaisante (Retière *et al.*, 1999; Lin *et al.*, 2000; Faucher *et al.*, 2001; Poinot *et al.*, 2002).

4.2.2. Résultats expérimentaux

L'objectif est d'estimer les paramètres électriques du modèle de la bobine à noyau de fer :

$$\underline{\theta}^T = [R \quad L \quad R_0] \quad [21]$$

à partir des mesures de l'entrée (tension d'entrée u_k) et de la sortie (courant i_k^*).

4.2.2.1. Identification par erreur de sortie

Soit $\hat{\underline{\theta}}$ une estimation de $\underline{\theta}$. Alors, on peut simuler $\hat{i}_k(\hat{\underline{\theta}}, u_k)$ de manière analytique grâce au transfert $H(s)$. L'application des méthodes à erreur de sortie pour l'identification du vecteur paramètres $\underline{\theta}$ consiste donc à minimiser le critère quadratique :

$$J = \sum_{k=1}^K \varepsilon_k^2 = \sum_{k=1}^K \left(i_k^* - \hat{i}_k \right)^2 \quad [22]$$

Le diagnostic de la bobine est réalisé en introduisant une connaissance supplémentaire sur son mode de fonctionnement à travers un capteur de température placé au niveau des enroulements. Ainsi, en dressant une cartographie de la connaissance *a priori* par rapport à la température, il est possible d'adjoindre une information de manière plus fine et plus sélective. On envisage donc les modes de fonctionnement suivants :

- à froid (-5°C),
- à température nominale (20°C),
- à chaud (80°C).

Pour chaque type d'essai, cinq réalisations sont effectuées. La figure 6 représente les résultats des estimations du modèle sain en fonction de la température.

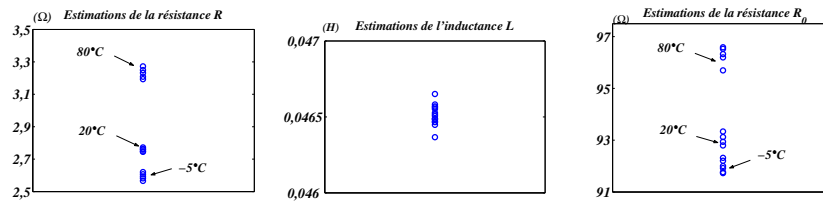


Figure 6. Variation des paramètres électriques en fonction de la température

On peut remarquer sur cette figure que seules les résistances R et R_0 sont affectées par la variation de la température. En effet, les estimations de l'inductance L pour l'ensemble des essais sont confondues. Par conséquent, on déduit que pour cette plage, la température n'a aucune incidence sur la valeur de l'inductance.

4.2.2.2. Construction de l'information *a priori*

Pour chaque température (à froid, ambiante et à chaud), on calcule les pondérations du critère composite ($\underline{\theta}_0$, M_0) à partir des estimations obtenues pour les cinq réalisations à la même température selon les relations :

- la moyenne des estimations ($N_r = 5$ réalisations)

$$\underline{\theta}_0 = \underline{\theta}_{moy} = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^N \hat{\underline{\theta}}_i \quad [23]$$

- l'estimation de l'écart type expérimental (variances des paramètres) :

$$\sigma_{\underline{\theta}} = \sqrt{\frac{1}{N_r - 1} \sum_{i=1}^{N_r} (\hat{\underline{\theta}}_i - \underline{\theta}_{moy})^2} \quad [24]$$

Ainsi, pour chaque température, on obtient :

- pour les essais à froid (-5 °C) :

$$\underline{\theta}_0 = \begin{bmatrix} R = 2,594 \, \Omega \\ L = 46,545 \, mH \\ R_0 = 91,926 \, \Omega \end{bmatrix} \quad et \quad \sigma_{\underline{\theta}}^2 = \begin{cases} \sigma_R^2 = 89,05 \, 10^{-4} \\ \sigma_L^2 = 1,06 \, 10^{-9} \\ \sigma_{R_0}^2 = 7,33 \, 10^{-2} \end{cases}$$

- pour les essais à température ambiante (20 °C) :

$$\underline{\theta}_0 = \begin{bmatrix} R = 2,757 \, \Omega \\ L = 46,478 \, mH \\ R_0 = 92,903 \, \Omega \end{bmatrix} \quad et \quad \sigma_{\underline{\theta}}^2 = \begin{cases} \sigma_R^2 = 2,42 \, 10^{-4} \\ \sigma_L^2 = 2,44 \, 10^{-10} \\ \sigma_{R_0}^2 = 29,5 \, 10^{-2} \end{cases}$$

- pour les essais à chaud (80 °C) :

$$\underline{\theta}_0 = \begin{bmatrix} R = 3,231 \, \Omega \\ L = 46,511 \, mH \\ R_0 = 96,268 \, \Omega \end{bmatrix} \quad et \quad \sigma_{\underline{\theta}}^2 = \begin{cases} \sigma_R^2 = 2 \, 10^{-3} \\ \sigma_L^2 = 2,47 \, 10^{-8} \\ \sigma_{R_0}^2 = 2,53 \, 10^{-1} \end{cases}$$

On a vu précédemment qu'une estimation de la variance du bruit de sortie σ_b^2 (selon la relation [13]) est nécessaire pour initialiser les algorithmes à erreur de sortie avec information *a priori*. Vu que le niveau de bruit ne dépend pas de la température, on calcule donc cette variance sur l'ensemble des estimations ($M = 15$ réalisations) :

$$\sigma_b^2 = \hat{\sigma}_{b_{moy}}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \hat{\sigma}_{b_i}^2 = 4,5 \, 10^{-6} \quad [25]$$

Par la suite, cette valeur sera ajustée au cours de la procédure d'identification selon le principe de convergence de la variance de la perturbation de sortie.

4.3. Diagnostic de la bobine à noyau de fer

Dans cette partie, nous allons appliquer cette méthodologie pour le diagnostic de la bobine à noyau de fer. Il s'agit de détecter des défauts de type variation de spires et court-circuit dans la bobine. Ces deux défauts sont vraisemblablement les plus répandus dans le cas des enroulements électriques. Pour simuler expérimentalement ces défauts, des prises intermédiaires ont été soudées sur la même bobine afin de pouvoir diminuer ou court-circuiter un nombre de spires donné (figure 7).

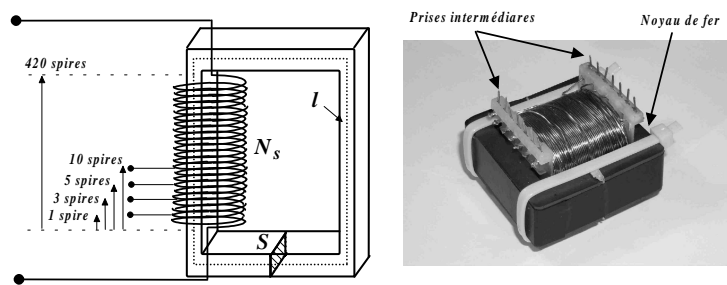


Figure 7. Bobine avec prises intermédiaires

Le principe de la méthodologie générale du diagnostic exige une modélisation adaptée au défaut envisagé. Pour la surveillance de la bobine, il est donc nécessaire d'écrire deux modèles de la bobine à noyau de fer en situation de défaut :

- un modèle traduisant une variation du nombre de spires dans la bobine,
- un modèle de court-circuit de spires.

4.3.1. Modèle de réduction de spires

Il s'agit de développer un modèle qui traduit la variation de spires dans la bobine. Il peut s'agir en pratique :

- d'une augmentation de spires due à une commutation des enroulements (exemple : transformateur HT/BT),
- une variation du nombre de spires par exemple lors de la phase de fabrication.

Considérons une bobine alimentée par une tension et constituée d'un noyau ferromagnétique et comportant N_s spires de résistance R parcourues par un courant $i(t)$. Définissons un problème où le défaut est constitué par une diminution de N_0 spires du nombre de spires de la bobine, c'est-à-dire que la bobine en défaut est composée à présent de $N_s - N_0$ spires. En faisant l'hypothèse que les pertes fer sont négligeables (en première approximation), alors on écrit les équations de tension et de flux de la bobine en défaut :

$$\begin{cases} u &= R' i + \frac{d}{dt}\phi \\ \phi &= L' i \end{cases} \quad [26]$$

où R' et L' sont respectivement la résistance et l'inductance de la bobine en défaut.

La résistance d'une bobine étant directement proportionnelle au nombre de spires qui la composent, on déduit facilement la relation qui lie la résistance R' à la résistance initiale R de la bobine saine :

$$R' = \frac{N_s - N_0}{N_s} R = (1 - x_0) R \quad [27]$$

où :

$$x_0 = \frac{N_0}{N_s} = \frac{\text{Nombre de spires réduites}}{\text{Nombre de spires de la bobine saine}} \quad [28]$$

x_0 est le rapport de nombre de spires réduites N_0 sur le nombre de spires nominales N_s .

Le fer du circuit magnétique est caractérisé par la relation : $B = \mu H$, où B est le champ magnétique et μ la perméabilité supposée constante¹. Par ailleurs, si on ne tient pas compte de la saturation du fer ni de l'hystérésis magnétique alors, d'après le théorème d'Ampère, on peut écrire les expressions des inductances L et L' :

$$\begin{cases} L &= \mu \frac{N_s^2 S}{l} \\ L' &= \mu \frac{(N_s - N_0)^2 S}{l} \end{cases} \quad [29]$$

où S et l sont respectivement la section et la longueur moyenne du circuit magnétique.

On déduit donc la relation finale liant l'inductance en défaut à l'inductance saine :

$$L' = \left(\frac{N_s - N_0}{N_s} \right)^2 L = (1 - x_0)^2 L \quad [30]$$

En introduisant la résistance des pertes fer R_0 (supposée indépendante du défaut) en parallèle avec la nouvelle inductance dynamique L' , les équations [26], [27] et [30] correspondent au schéma électrique équivalent donné par la figure 8.

1. En réalité, la perméabilité dépend du point considéré. Le champ reste donc proportionnel à l'excitation à condition que leur amplitude reste suffisamment faible.

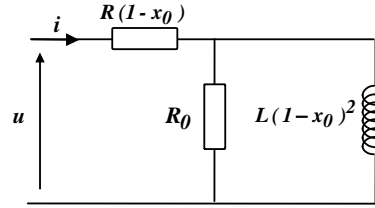


Figure 8. Schéma équivalent de la bobine en défaut de réduction de N_0 spires

En introduisant l'opérateur différentiel s de Laplace, ce modèle permet d'aboutir au transfert $H_0(s)$ de la bobine en défaut de réduction de spires :

$$H_0(s) = \frac{i(s)}{u(s)} = \frac{R_0 + L(1-x_0)^2 s}{R_0 R(1-x_0) + [R(1-x_0) + R_0] L(1-x_0)^2 s} \quad [31]$$

4.3.2. Modèle de court-circuit de spires

Il s'agit de définir un modèle qui explique les courts-circuits de spires dans une bobine à noyau de fer. Comme les fils en cuivre sont dimensionnés pour une certaine gamme de puissance, un fonctionnement anormal peut être à l'origine d'une destruction des isolants mettant ainsi en court-circuit plusieurs spires de la bobine. Ce défaut est de loin le plus répandu et le plus dangereux dans le cas de la bobine (Durieu *et al.*, 1999; Schaeffer, 1999; Moreau, 1999; Bachir *et al.*, 2001).

Au contraire du défaut précédent qui a pour effet de réduire simplement le nombre de spires de la bobine, un court-circuit est à l'origine d'un nouveau bobinage court-circuité et parcouru par un fort courant noté i_{cc} . Il en résulte un champ magnétique additionnel H_{cc} dans la bobine ayant la même direction que le champ nominal (Schaeffer, 1999; Bachir *et al.*, 2002). Il apparaît donc deux bobinages :

- le bobinage principal dont le nombre de spires se trouve réduit à $N_s - N_{cc}$ spires (où N_{cc} est le nombre de spires en court-circuit). Ce bobinage est parcouru par un courant noté i à l'origine du champ principal (mode commun),
- le bobinage de N_{cc} spires en court-circuit avec une excitation magnétique notée H_{cc} (mode différentiel), orienté selon le même axe que l'excitation principale.

Avec les mêmes hypothèses que précédemment et en s'inspirant des relations de la résistance et de l'inductance de défaut, on écrit les équations de tension et de flux de la bobine en défaut de court-circuit :

$$\begin{aligned} \text{– Mode commun} & : \begin{cases} u &= R(1-x_{cc})i + \frac{d}{dt}\phi \\ \phi &= L(1-x_{cc})^2 i + m_{b,cc} i_{cc} \end{cases} \\ \text{– Mode différentiel} & : \begin{cases} 0 &= x_{cc} R i_{cc} + \frac{d}{dt}\phi_{cc} \\ \phi_{cc} &= m_{cc,b} i + x_{cc}^2 L i_{cc} \end{cases} \end{aligned} \quad [32]$$

où :

$$x_{cc} = \frac{N_{cc}}{N_s} = \frac{\text{Nombre de spires en court-circuit}}{\text{Nombre de spires de la bobine saine}} \quad [33]$$

avec :

- i_{cc} et ϕ_{cc} sont respectivement le courant et le flux dans les spires en court-circuit,
- $m_{b,cc} = (1 - x_{cc}) x_{cc} L$: mutuelle inductance bobine-spires en court-circuit,
- $m_{cc,b} = m_{b,cc}$: mutuelle inductance spires en court-circuit-bobine.

En remplaçant les expressions de la mutuelle inductance dans les relations de flux (équation [32]), on peut écrire l'équation du flux ϕ_{cc} en fonction de ϕ :

$$\phi_{cc} = \frac{x_{cc}}{1 - x_{cc}} \phi \quad [34]$$

L'équation de tension du bobinage en court-circuit devient :

$$0 = x_{cc} R i_{cc} + \frac{x_{cc}}{1 - x_{cc}} \frac{d}{dt} \phi \quad [35]$$

Si on pose : $\tilde{i}_{cc} = \frac{-x_{cc}}{1-x_{cc}} i_{cc}$, l'équation du flux magnétisant ϕ s'écrit :

$$\begin{aligned} \phi &= (1 - x_{cc})^2 L (i - \tilde{i}_{cc}) \\ &= (1 - x_{cc})^2 L i_m \end{aligned} \quad [36]$$

Finalement, en remplaçant \tilde{i}_{cc} dans l'équation [35], on peut écrire l'ensemble des équations de la bobine en défaut de court-circuit :

$$\begin{cases} u &= R(1 - x_{cc}) i + \frac{d}{dt} \phi \\ \phi &= (1 - x_{cc})^2 L i_m \\ \frac{d}{dt} \phi &= \frac{(1-x_{cc})^2}{x_{cc}} R \tilde{i}_{cc} = R_{cc} \tilde{i}_{cc} \end{cases} \quad [37]$$

L'introduction du courant magnétisant i_m permet d'établir le schéma électrique représenté à la figure 9 correspondant aux équations [37] et à l'introduction de la résistance R_0 . La bobine en court-circuit se ramène maintenant à un simple dipôle résistif dont la valeur est égale à R_{cc} en parallèle avec l'inductance $(1 - x_{cc})^2 L$.

En calculant l'impédance équivalente à la mise en parallèle des résistances R_0 et R_{cc} ainsi que l'inductance magnétisante $(1 - x_{cc})^2 L$, on obtient la fonction de transfert liant le courant $i(t)$ à la tension $u(t)$ suivante :

$$H_{cc}(s) = \frac{i(s)}{u(s)} = \frac{R_0 R + [(1 - x_{cc})^2 R + x_{cc} R] L s}{(1 - x_{cc}) R^2 R_0 + (1 - x_{cc}) R [(1 - x_{cc})^2 R + R_0] L s} \quad [38]$$

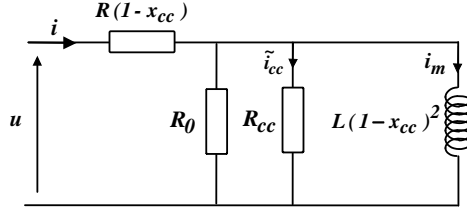


Figure 9. Schéma équivalent de la bobine en court-circuit

4.3.3. Mise en œuvre

La stratégie de surveillance peut se résumer à travers les étapes suivantes :

- 1) acquérir un enregistrement de données $\{u, i\}$,
- 2) mesurer la température de fonctionnement,
- 3) introduire la connaissance correspondante à cette température et estimer les différents paramètres :

- du modèle sain $M_{\text{sain}}(R, L, R_0)$,
- du modèle de réduction de spires $M_{\text{réduction}}(R, L, R_0, x_0)$,
- du modèle de court-circuit $M_{\text{court-circuit}}(R, L, R_0, x_{cc})$,

- 4) discriminer les modes de fonctionnement défectueux selon le principe de la comparaison des résidus.

Afin de différencier un défaut d'un fonctionnement sain de la bobine, un test sur les variances du bruit de sortie résultant de l'estimation des différents modèles est établi. Ainsi, pour chaque essai, on compare la variance obtenue, pour les trois modèles (modèle sain M_{sain} , modèle de réduction $M_{\text{réduction}}$ et modèle de court-circuit $M_{\text{court-circuit}}$) avec la variance initiale σ_b^2 . On définit donc les paramètres $\sigma_{b_s}^2$, $\sigma_{b_0}^2$ et $\sigma_{b_{cc}}^2$ correspondant aux variances issues respectivement du modèle sain, du modèle de réduction et du modèle de court-circuit. Les cas suivants sont donc envisageables :

- Si $\sigma_{b_s}^2 \approx \sigma_b^2$, $\sigma_{b_0}^2 \approx \sigma_b^2$ et $\sigma_{b_{cc}}^2 \approx \sigma_b^2$ alors la bobine est saine,
- Si $\sigma_{b_s}^2 > \sigma_b^2$, $\sigma_{b_0}^2 \approx \sigma_b^2$ et $\sigma_{b_{cc}}^2 > \sigma_b^2$ alors la bobine est en défaut de réduction de spires dont le nombre est égal à \hat{n}_0 ,
- Si $\sigma_{b_s}^2 > \sigma_b^2$, $\sigma_{b_0}^2 > \sigma_b^2$ et $\sigma_{b_{cc}}^2 \approx \sigma_b^2$ alors la bobine comporte \hat{n}_{cc} spires en court-circuit,
- Si $\sigma_{b_s}^2 > \sigma_b^2$, $\sigma_{b_0}^2 > \sigma_b^2$ et $\sigma_{b_{cc}}^2 > \sigma_b^2$ alors une panne non modélisée est survenue (panne de capteur par exemple).

4.4. Résultats expérimentaux

Pour un diagnostic généralisé de la bobine, nous envisageons trois situations :

- la détection de défauts dans des conditions nominales de fonctionnement (température ambiante),
- la détection de défauts en présence d'une importante variation paramétrique due à un changement normal dans l'état de la bobine (variation de température),
- la détection d'une anomalie non modélisée (défaut capteur).

4.4.1. Diagnostic en fonctionnement nominal

Il s'agit de surveiller la bobine dans des conditions normales de fonctionnement. A température ambiante (20 °C), on effectue donc les essais suivants :

- 1) bobine saine,
- 2) réduction de 10 spires,
- 3) court-circuit de 10 spires.

Pour chaque essai, on effectue l'identification avec les trois modèles ; (modèle sain M_{sain} , modèle de réduction $M_{\text{réduction}}$ et modèle de court-circuit $M_{\text{court-circuit}}$). En plus du suivi des paramètres, on compare l'estimation de la variance du bruit de sortie obtenue avec la variance initiale σ_b^2 .

On présente les résultats de l'estimation des paramètres avec les trois modèles dans le tableau 1. Les rapports de défaut x_0 et x_{cc} sont respectivement traduits en nombre de spires n_0 et n_{cc} selon les relations [28] et [33]. De plus, pour chaque essai, l'estimation avec le modèle approprié est mise en gras pour une meilleure lisibilité des résultats.

Essais	Modèles	Valeurs estimées					
		R	L	R_0	n_0	n_{cc}	$\hat{\sigma}_b^2$
Essai 1	M_{sain}	2,745	46,49	93,29	–	–	4,6 10⁻⁶
	$M_{\text{réduction}}$	2,745	46,48	93,27	- 0,029	–	4,6 10 ⁻⁶
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,745	46,48	92,90	–	- 0,005	4,6 10 ⁻⁶
Essai 2	M_{sain}	2,650	43,67	86,92	–	–	1,5 10 ⁻⁵
	$M_{\text{réduction}}$	2,719	45,97	87,37	10,420	–	6,8 10⁻⁶
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,653	45,51	99,49	–	0,369	2,4 10 ⁻⁵
Essai 3	M_{sain}	2,679	44,15	72,99	–	–	6,8 10 ⁻⁵
	$M_{\text{réduction}}$	2,693	44,62	72,93	2,278	–	6,8 10 ⁻⁵
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,699	45,92	91,41	–	8,975	6,9 10⁻⁶

Tableau 1. Résultats d'estimation paramétrique à température ambiante

En fonctionnement sain, on constate que les paramètres électriques (R , L , R_0) sont proches pour l'ensemble des modèles. Les nombres de spires en défauts n_0 et n_{cc}

sont négligeables indiquant ainsi qu'il n'y a aucun déséquilibre dans l'enroulement. Les variances $\hat{\sigma}_{b_s}^2$, $\hat{\sigma}_{b_0}^2$ et $\hat{\sigma}_{b_{cc}}^2$ sont égales et proches de la valeur initiale σ_b^2 .

En fonctionnement défectueux (essais 2 et 3), on remarque que l'estimation du déséquilibre avec les modèles appropriés donne une bonne approximation du nombre de spires en défaut (une erreur de 0,4 spire dans le cas de la réduction et 1 spire pour le court-circuit). Les paramètres électriques ne varient pas beaucoup par rapport à la connaissance *a priori*.

Cependant le résultat le plus significatif concerne sans doute le test de comparaison des résidus afin de connaître la nature exacte du défaut. On peut remarquer dans le tableau 1 qu'il est possible de discriminer les défauts en comparant les estimations de la variance du bruit. Prenons le cas de l'essai 2 ; on peut facilement conclure que cet essai correspond à un défaut de réduction de spires car la valeur de $\hat{\sigma}_{b_0}^2$ est beaucoup plus proche de la variance initiale $\sigma_b^2 = 4,5 \cdot 10^{-6}$ que $\hat{\sigma}_{b_s}^2$ et $\hat{\sigma}_{b_{cc}}^2$. Même constat pour l'essai 3 où la valeur de $\hat{\sigma}_{b_{cc}}^2$ est la plus proche de σ_b^2 , signalant ainsi l'existence d'un court-circuit de spires dans la bobine.

On représente à la figure 10 les valeurs du nombre de spires en défaut (respectivement réduction et court-circuit) estimées en utilisant les modèles appropriés (respectivement $M_{réduction}$ et $M_{court-circuit}$).

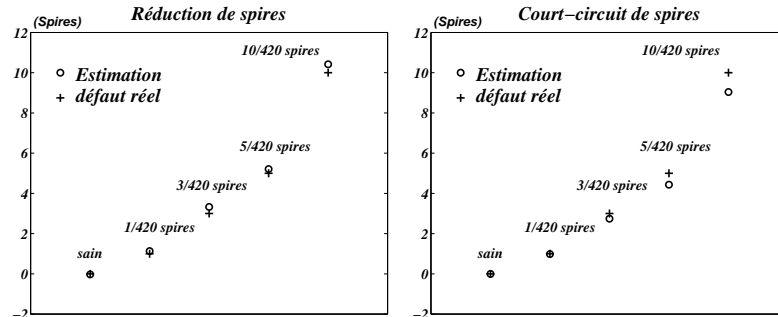


Figure 10. Résultats des estimations du nombre de spires en défaut

On remarque que les estimations de l'amplitude du défaut donnent une bonne image du taux réel de déséquilibre. La surveillance a ainsi permis la détection de très faibles taux de défaut allant jusqu'à une spire sur les 420 que comporte la bobine (0,24 %).

La figure 11 représente la comparaison entre le courant réel et son estimé pour un essai en court-circuit de 10 spires. On remarque que le courant estimé suit parfaitement le courant mesuré avec une erreur maximale de 1 % (courant crête à crête).

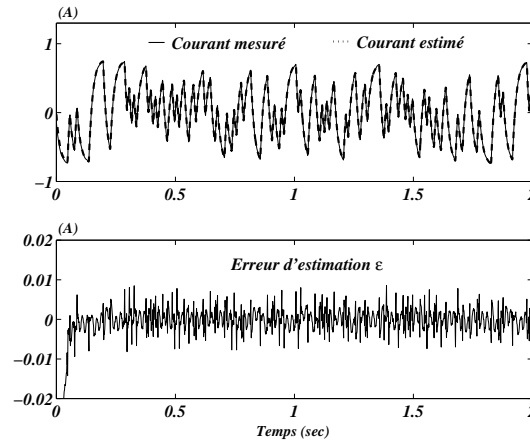


Figure 11. Comparaison du courant réel et estimé pour un défaut de court-circuit de 10 spires

4.4.2. Variation des conditions de fonctionnement

Avec la même stratégie de surveillance, on identifie avec les trois modèles de la bobine les essais suivants :

- 1) à froid (-5 °C) : bobine saine,
- 2) à chaud (80 °C) : réduction de 10 spires,
- 3) à chaud (80 °C) : court-circuit de 10 spires.

Essais	Modèles	Valeurs estimées					
		R	L	R_0	n_0	n_{cc}	$\hat{\sigma}_b^2$
Essai 1	M_{sain}	2,566	46,57	91,83	—	—	6,9 10⁻⁶
	M _{réduction}	2,565	46,55	91,81	- 0,095	—	6,9 10 ⁻⁶
	M _{court-circuit}	2,566	46,55	91,88	—	0,026	6,9 10 ⁻⁶
Essai 2	M _{sain}	3,077	44,51	94,65	—	—	8,2 10 ⁻⁶
	M_{réduction}	3,147	46,58	92,13	9,475	—	4,7 10⁻⁶
	M _{court-circuit}	3,080	45,42	96,84	—	0,631	1,7 10 ⁻⁵
Essai 3	M _{sain}	3,087	45,21	89,24	—	—	8,5 10 ⁻⁵
	M _{réduction}	3,137	46,66	89,20	6,573	—	8,5 10 ⁻⁵
	M_{court-circuit}	3,097	46,49	95,51	—	8,949	1,5 10⁻⁵

Tableau 2. Résultats d'estimation paramétrique pour différentes températures

On peut constater sur le tableau 2 que l'ensemble des résultats indique :

- une variation des paramètres électriques selon le mode de fonctionnement correspondant à chaque essai. En effet, la diminution des résistances traduit un fonctionnement à basse température et l'augmentation des résistances un fonctionnement à chaud. Un défaut est donc sans influence sur les paramètres du mode commun,
- une bonne approximation du nombre de spires en défaut quel que soit le mode de fonctionnement (à chaud ou à froid). Ces résultats sont donc très concluants quand on envisage un diagnostic avancé de la bobine.

En ce qui concerne le test qui permet de connaître la nature du défaut, il semble évident que la comparaison des variances estimées est un très bon outil pour un diagnostic sûr des défauts. L'essai 3 par exemple montre que la variance estimée en utilisant le modèle de court-circuit est 6 fois moins importante que celle des autres modèles, ce qui permet de conclure quant à l'existence d'un court-circuit dans la bobine.

4.4.3. Diagnostic d'un défaut non modélisé

En plus de la détection des défauts prévisibles de la bobine à noyau de fer, il est intéressant d'appliquer notre stratégie de diagnostic en présence d'un défaut non-modélisé. Dans notre cas, il pourrait s'agir soit d'un défaut de la bobine dont on ne maîtrise pas la modélisation, ou bien une panne concernant les autres composants nécessaires au fonctionnement global (capteur, alimentation, etc.). L'objectif n'est donc pas de caractériser ce type de défaut mais de le différencier du fonctionnement sain, ou d'un défaut du type réduction de spires ou court-circuit dans la bobine.

Pour l'étude de ce cas de figure, nous nous sommes intéressés aux défauts qui peuvent survenir sur le capteur de courant. En effet, une mauvaise connaissance du gain et de l'offset du capteur de courant est à l'origine d'une mesure erronée de la sortie $i(t)$. Afin de simuler ce défaut, nous avons effectué une acquisition en régime sain et volontairement, nous avons affecté une valeur erronée au gain k et ajouté un offset continu i_{off} sur la mesure du courant selon la relation :

$$i_{nouveau} = k \cdot i + i_{off} \quad [39]$$

On effectue donc trois acquisitions à la température nominale (20 °C) :

- 1) essai 1 : une variation du gain ($k = 1,1$ et $i_{off} = 0$ A),
- 2) essai 2 : une variation de l'offset ($k = 1$ et $i_{off} = 0,1$ A),
- 3) essai 3 : une variation du gain et de l'offset ($k = 1,1$ et $i_{off} = 0,1$ A).

L'estimation est effectuée en utilisant l'information *a priori* correspondant à la température ambiante. Le tableau 3 synthétise les résultats obtenus.

L'identification des paramètres électriques donne des valeurs proches des paramètres de référence, ce qui est dû à l'ajout de l'information *a priori*. Par contre, les paramètres de défaut indiquent des taux de défaillance anormalement élevés dans la bobine, surtout avec le modèle de réduction de spires. Ceci peut s'expliquer par une compensation du défaut capteur à travers le paramètre x_0 afin de traduire cette panne.

Essais	Modèles	Valeurs estimées					
		R	L	R_0	n_0	n_{cc}	$\hat{\sigma}_b^2$
Essai 1	M_{sain}	2,583	42,45	92,18	—	—	$9,7 \cdot 10^{-5}$
	$M_{\text{réduction}}$	2,657	46,69	91,00	22,69	—	$8,2 \cdot 10^{-5}$
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,525	46,45	93,96	—	0,100	$5,6 \cdot 10^{-4}$
Essai 2	M_{sain}	2,763	46,49	95,31	—	—	$8 \cdot 10^{-3}$
	$M_{\text{réduction}}$	2,762	46,47	95,36	- 0,259	—	$8 \cdot 10^{-3}$
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,761	46,48	92,90	—	- 0,738	$8 \cdot 10^{-3}$
Essai 3	M_{sain}	2,594	42,47	92,81	—	—	$8,1 \cdot 10^{-3}$
	$M_{\text{réduction}}$	2,670	46,68	92,96	22,73	—	$8,1 \cdot 10^{-3}$
	$M_{\text{court-circuit}}$	2,543	46,44	96,66	—	- 0,606	$8,5 \cdot 10^{-3}$

Tableau 3. Résultats d'estimation paramétrique avec défaut non modélisé

Cependant, il est aisé de conclure que ces essais correspondent à un défaut extérieur à la bobine. En effet, les estimations de la variance du bruit pour les trois modèles donnent des valeurs considérablement supérieures à la valeur nominale σ_b^2 (allant jusqu'à environ 1800 fois). Par conséquent, on déduit que le défaut est sûrement différent d'une réduction de spires ou d'un court-circuit et affecte plutôt un composant externe.

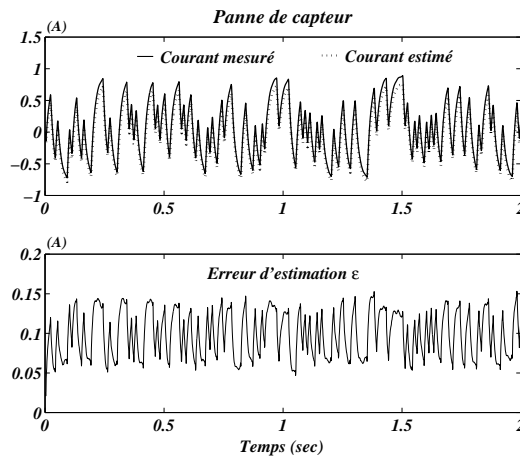


Figure 12. Comparaison du courant réel et estimé avec le modèle sain pour une panne capteur

A la figure 12, on présente une comparaison du courant mesuré et estimé avec le modèle sain pour le 3^e essai. On remarque une nette différence entre la mesure et son estimée, synonyme d'une importante erreur de modélisation. Cette erreur est donc directement traduite par une augmentation de la valeur de $\hat{\sigma}_b^2$ issue des différents

modèles. On peut remarquer aussi que les résidus ne sont pas centrés, et possèdent une valeur moyenne égale à l'offset 0, 1 A (comparaison avec la figure 11). Ceci est dû au modèle de la bobine qui ne tient pas compte des paramètres du capteur.

5. Conclusion

Ce travail a été consacré à l'identification par erreur de sortie et plus particulièrement à l'estimation de paramètres dans le cadre de la surveillance des systèmes physiques. L'étude de l'approche bayésienne a permis de développer un critère basé sur l'adjonction de la connaissance *a priori* dont dispose l'utilisateur, principalement lorsqu'il a à traiter un problème physique ; toutefois, cette connaissance initiale doit être complétée par l'information de variance, au risque sinon de biaiser l'estimateur.

Nous avons proposé par ailleurs une nouvelle méthodologie de détection de défauts, basée sur l'approche bayésienne (la connaissance *a priori* correspondant à l'expertise de l'utilisateur sur le fonctionnement sain de son système) et sur l'utilisation d'un modèle de défaut, véritable signature de ce défaut. Ce modèle est particulièrement bien adapté à la détection car il se compose en fait de deux sous-modèles ; un de mode commun traduisant le fonctionnement sain du procédé et un mode différentiel essentiellement sensible au défaut envisagé. Cette situation s'avère bien adaptée à la détection de véritables défauts : en effet, une variation de mode de fonctionnement ou d'état du procédé se traduisent par une modification de l'état paramétrique du modèle de mode commun, mais sont sans effet notable sur celui de mode différentiel. De plus, cette situation est propice à l'utilisation d'informations *a priori* relatives au fonctionnement sain, c'est-à-dire au mode commun.

Cette méthodologie, validée expérimentalement sur la bobine à noyau de fer, a permis la détection de défaut de type réduction et court-circuit de spires. L'adjonction de la connaissance sur la température de fonctionnement a permis d'améliorer considérablement les résultats de la surveillance, d'où l'importance d'une information *a priori* adaptée au type de fonctionnement. L'adaptation de cette connaissance selon l'instrumentation et le mode de fonctionnement constitue donc un véritable apport pour un diagnostic fin et précis des défauts.

Enfin, un effort supplémentaire devra être accompli afin d'approfondir certains points d'un sujet d'étude très vaste qui nécessite une investigation et une compréhension physique des phénomènes mis en jeu. Ceci va se traduire, dans le cas de la bobine à noyau de fer, par une modélisation plus fine prenant en compte le phénomène de saturation magnétique et des pertes fer en dynamique. Cependant, dans le cadre d'applications plus générales et afin de satisfaire aux exigences industrielles en matière de surveillance, il sera nécessaire de reprendre et de généraliser cette méthodologie sur des procédés industriels complexes.

6. Bibliographie

- Almiah H., Modélisation et identification en ligne des paramètres d'une machine asynchrone saturée en régime statique, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1995.
- Bachir S., Tnani S., Poinot T., Trigeassou J.-C., « Stator fault diagnosis in induction machines by parameter estimation », *IEEE International SDEMPED'01*, Grado, Italy, p. 235-239, 2001.
- Bachir S., Trigeassou J.-C., Tnani S., Cauët S., « Diagnostic des défauts statoriques et rotoriques par identification paramétrique sans capteur de vitesse », *Conférence internationale francophone d'automatique CIFA'02*, Nantes, France, p. 447-452, 2002.
- Bazine I., Bazine S., Jelassi K., Trigeassou J.-C., Poinot T., « Identification of stator fault parameters in induction machine using the output-error technique », *The second international conference on Artificial and Computational Intelligence for Decision, Control and Automation ACIDCA*, 2005.
- Borne P., Dauphin-Tanguy G., Richard J.-P., Rotella F., Zambettakis I., *Modélisation et identification des processus - Tome 2*, Editions Technip, Paris, 1992.
- Caron J.-P., Hautier J.-P., *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Editions Technip, 1995.
- Durieu C., Loron L., Sedda E., Zein I., « Fault detection of an induction motor by set-membership filtering and Kalman filtering », *European Control Conference ECC'99*, Karlsruhe, Allemagne, 1999.
- Faucher J., Khaorapapong T., Kabbaj H., « Parametric identification of fractionnel transfer models of induction motor rotor bar », *IEEE International SDEMPED'01*, Grado, Italy, p. 299-304, 2001.
- Goodwin G.-C., Payne R.-L., « Dynamic system identification : experiment design and data analysis », *Math. In Sc and Engineering*, 1977.
- Grospeud O., Contribution à l'identification en boucle fermée par erreur de sortie, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2000.
- Himmelblau D.-M., *Applied non linear programming*, Mc Graw Hill, 1972.
- Iserman R., Balle P., « Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical process », *Control Engineering Practice*, Vol 05, n°5, p. 709-719, 1997.
- Iserman R., Lachmann K.-H., Matko D., *Adaptive Control Systems*, Prentice Hall, 1992.
- Jemni A., Estimation paramétrique des systèmes à représentation continue. Application au génie électrique, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1997.
- Johansen T.-A., « On Tikhonov regularization, bias and variance in non-linear system identification », *Automatica*, vol. 33, n° 3, p. 441-446, 1997.
- Kabbaj H., Identification d'un modèle type circuit prenant en compte les effets de fréquence dans une machine asynchrone à cage d'écureuil, Thèse de doctorat, INP de Toulouse, 1997.
- Landau I.-D., Karimi A., « Recursive algorithms for identification in closed loop : a unified approach and evaluation », *Automatica*, vol. 33, p. 1499-1523, 1997.
- Lin J., Poinot T., Trigeassou J.-C., Kabbaj H., Faucher J., « Modélisation et identification d'ordre non entier d'une machine asynchrone », *Conférence internationale francophone d'automatique CIFA'00*, Lille, France, 2000.
- Ljung L., *System Identification : Theory for the User*, Prentice Hall, USA, 1987.

- Loron L., « Application of the extended Kalman filter to parameter estimation of induction motors », *EPE'93*, vol. 05, Brighton, p. 85-90, 1993.
- Marquardt D.-W., « An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters », *Soc. Indust. Appl. Math*, vol. 11, n° 2, p. 431-441, 1963.
- Mensler M., Analyse et étude comparative de méthodes d'identification des systèmes à représentation continue. Développement d'une boîte à outil logicielle, Thèse de doctorat, Université de Nancy I, 1999.
- Moreau S., Contribution à la modélisation et à l'estimation paramétrique des machines électriques à courant alternatif : Application au diagnostic, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1999.
- Oustaloup A., « La dérivation non entière, Théorie, synthèse et applications », *Traité des nouvelles technologies, Série Automatique*, Hermès, 1995.
- Peterka V., *Trends and Progress in System Identification*, Editions P. Eykhoff, Pergamon, Oxford, chapter Bayesian approach to system identification, p. 239-304, 1981.
- Poinot T., Trigeassou J.-C., Lin J., « Parameter estimation of fractional models : application to the modeling of diffusive systems », *15th IFAC World Congress*, Barcelona, Spain, 2002.
- Radix J.-C., *Filtrage et lissage statistiques optimaux linéaires*, Cépaduès, Toulouse, 1984.
- Ragot J., Darouach M., Maquin D., Bloch G., « Validation de données et diagnostic », *Traité des nouvelles technologies, Série diagnostic et maintenance*, Hermès, 1990.
- Razik H., La machine à induction : commande et défaillance, PhD thesis, Université Henri Poincaré, Nancy I, France, 2000.
- Retière N., Ivanès M., « An introduction to electric machine modeling by systems of non integer order. Application to double-cage induction machine », *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 14, n° 4, p. 1026-1032, 1999.
- Richalet J., Rault A., Pouliquen R., *Identification des processus par la méthode du modèle*, Gordon and Breach, 1971.
- Schaeffer E., Diagnostic des machines asynchrones : modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts, Thèse de doctorat, Université de Nantes, 1999.
- Simani S., Funtuzzi C., Patton R.-J., *Model-Based Fault Diagnosis in Dynamic Systems using Identification Techniques*, Springer Verlag, London, 2003.
- Söderström T., Stoica P., *Instrumental Variable Methods for System Identification*, Springer Verlag, Berlin, 1983.
- Staroswiecki M., Hamad M., « Validation of measurements and detection of sensors failures in control systems », in I. Young (ed.), *Signal processing III : Theory and applications*, Elsevier, 1986.
- Tikhonov A.-N., Arsenin U.-Y., *Solutions of Ill-Posed Problems*, Winston, Washington, D.C., 1977.
- Trigeassou J.-C., *Recherche de modèles expérimentaux assistée par ordinateur*, Technique et Documentation, Lavoisier, Paris, 1988.
- Trigeassou J.-C., Poinot T., *Identification des systèmes, chapitre Identification des systèmes à représentation continue - Application à l'estimation de paramètres physiques*, *Traité information, commande, communication - Section systèmes automatisés*, sous la direction de I.D. Landau et A. Besançon-Voda, Hermès, Paris, p. 177-211, 2001.

- Trigeassou J.-C., Poinot T., Moreau S., « A methodology for estimation of physical parameters », *System Analysis Modelling Simulation*, vol. 43, p. 925-943, 2003.
- Tulleken H.-J. A. F., « Grey-box modeling and identification using physical knowledge and Bayesian techniques », *Automatica*, vol. 29, n° 2, p. 285-308, 1993.
- Walter E., Pronzato L., *Identification of Parametric Models from Experimental Data. Communications and Control Engineering Series*, Editions Springer, 1997.
- Young P., « An instrumental variable method for real-time identification of noisy process », *Automatica*, vol. 6, p. 271-287, 1970.
- Zolghadri A., Bergeon B., Monsion M., « A two-ellipsoid overlap test for on-line failure detection », *Automatica*, vol. 29, n° 6, p. 1517-1522, 1993.
- Zwingelstein G., *Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels*, Hermès, 1995.

Article reçu le : 27/07/2006
Version révisée le : 05/11/2007

ANNEXE POUR LE SERVICE FABRICATION
A FOURNIR PAR LES AUTEURS AVEC UN EXEMPLAIRE PAPIER
DE LEUR ARTICLE ET LE COPYRIGHT SIGNE PAR COURRIER
LE FICHIER PDF CORRESPONDANT SERA ENVOYE PAR E-MAIL

1. ARTICLE POUR LA REVUE :
RS - JESA. Volume 42 – n° 5/2008
2. AUTEURS :
Smaïl Bachir — Imène Ben Ameer Bazine*,** — Thierry Poinot* —
Khaled Jelassi** — Jean-Claude Trigeassou**
3. TITRE DE L'ARTICLE :
Estimation paramétrique pour le diagnostic des processus
4. TITRE ABRÉGÉ POUR LE HAUT DE PAGE MOINS DE 40 SIGNES :
Estimation paramétrique pour le diagnostic
5. DATE DE CETTE VERSION :
6 juin 2008
6. COORDONNÉES DES AUTEURS :
 - adresse postale :
 - * Laboratoire d'Automatique et d'Informatique Industrielle (LAI - ESIP)
40, Avenue du Recteur Pineau, 86022 Poitiers Cedex, France
thierry.poinot@univ-poitiers.fr
 - ** Laboratoire des Systèmes Electriques (LSE - ENIT)
BP N°37, Le Belvédère, 1002 Tunis, Tunisie
imene.bazine@gmail.com
 - téléphone : 05 49 45 35 09
 - télécopie : 05 49 45 40 34
 - e-mail : imene.bazine@gmail.com
7. LOGICIEL UTILISÉ POUR LA PRÉPARATION DE CET ARTICLE :
L^AT_EX, avec le fichier de style `article-hermes.cls`,
version 1.23 du 17/11/2005.
8. FORMULAIRE DE COPYRIGHT :
Retourner le formulaire de copyright signé par les auteurs, téléchargé sur :
<http://www.revuesonline.com>

SERVICE ÉDITORIAL – HERMES-LAVOISIER
14 rue de Provigny, F-94236 Cachan cedex
Tél. : 01-47-40-67-67
E-mail : revues@lavoisier.fr
Serveur web : <http://www.revuesonline.com>